

UNIVERSIDADE DE LISBOA
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA E INVESTIGAÇÃO OPERACIONAL



O Modelo de *Rating* desenvolvido no Banco Português de Investimento

André Miguel Lopes de Matos Miranda

Mestrado em Matemática Aplicada à Economia e Gestão

Trabalho de Projecto orientado por:
Prof.^a Doutora Teresa Alpuim

Agradecimentos

Quero expressar o meu agradecimento à Dr.^a Cecília Gaspar, pela oportunidade que me deu em integrar a sua equipa, por todos os conhecimentos e experiência que me transmitiu, e pela disponibilidade e simpatia que sempre teve para comigo. Quero agradecer também a toda a Área de *Rating* do Banco BPI, que dispôs muitas vezes do seu tempo de trabalho para me ensinar, com eles aprendi muito sobre temas que não me eram familiares, o que contribuiu muito no meu crescimento e entendimento da realidade. Deixo um carinho especial pelos meus colegas Tiago Correia e Sandra Cautela, com quem tive uma relação mais próxima, mostraram-se sempre acessíveis e com um grande companheirismo. Foi um prazer fazer parte da prestigiada instituição que é o Banco Português de Investimento, de onde levo com muita estima as pessoas com quem trabalhei e trago também lições importantes desta minha primeira experiência profissional, espero igualmente ter dado um contributo relevante durante o meu estágio.

Quero agradecer à Professora Teresa Alpuim pela orientação e conselhos dados, pela sua disponibilidade e pelas qualidades como professora ao longo do mestrado. Não posso deixar igualmente de agradecer aos restantes professores do MAEG, na sua maioria ótimas pessoas e profissionais.

Por fim, mas o mais importante, queria deixar um profundo agradecimento à minha família. Foram eles que me deram todas as condições para ter um percurso académico de sucesso, não só a nível financeiro, mas também pela estabilidade que me transmitiram e por sempre acreditarem nas minhas escolhas e no meu valor, um muito obrigado.

Resumo

No âmbito do Mestrado em Matemática Aplicada à Economia e Gestão, tive a oportunidade de realizar um estágio no Banco Português de Investimento, onde durante seis meses integrei a Área de *Rating*. A tarefa principal em que colaborei, foi na construção de um novo modelo de atribuição de notação de *rating*, para isso, tive de adquirir conhecimentos sobre o processo de *rating* e análise de risco em crédito bancário, temas não presentes na minha formação académica.

Este relatório incide sobre a construção do modelo, que será utilizado para atribuir notações de *rating* ao segmento dos Empresários e Negócios, que no Banco BPI, representa a fatia das empresas de menor dimensão das PME. Estas empresas de menor dimensão possuem características muito próprias, a ter em conta numa correcta avaliação de risco. Algumas destas particularidades, apresentam-se como entraves à aplicação de ferramentas quantitativas na análise de risco, para a resolução deste problema os sistemas de julgamento humano, que incorporam os modelos de *rating*, desempenham um papel crucial. Estes sistemas permitem incluir na notação de *rating*, não só variáveis económico-financeiras, mas também a experiência dos analistas, numa análise que entra muitas vezes no campo da subjectividade, como por exemplo, a avaliação da competência de uma equipa de gestão que traça o rumo da empresa. A utilização destes sistemas é prática geral em todas as instituições financeiras, na atribuição de *rating*.

Para este novo modelo, foi necessário elaborar um sistema de julgamento humano adequado, que quando combinado com o algoritmo, já desenvolvido, pudesse fornecer uma avaliação de risco rigorosa e fidedigna. Para isso, foi estudada uma base de dados com informação das empresas do segmento em causa, depois de seleccionadas as variáveis, foi montado todo o modelo de *rating*, que foi de seguida aplicado à amostra de empresas presentes na base de dados, de modo a observar o seu comportamento.

Por razões de confidencialidade e sigilo bancário, não serão revelados dados e informações referentes à actividade do Banco BPI, que suportam alguns dos raciocínios explorados no relatório, excepto informação pública disponibilizada pelo próprio banco.

Palavras-chave: *Rating*, modelos, julgamento humano, risco de crédito bancário, análise de risco.

Abstract

In the scope of my Master degree in Applied Mathematics to Economics and Management, I had the opportunity to do an internship at the Banco Português de Investimento, where for six months I joined the Rating Department. The main task I've done, was helping construct a new rating model, to do that, I had to learn about the rating process and risk analysis in the banking industry, topics that were not present in my academic background.

This report is focused on the model's elaboration, this model will be used to assign credit rating to a segment of micro and small companies. These small companies have unique characteristics, that need to be considered when elaborating a correct risk assessment. Some of these particularities are an obstacle, when applying quantitative methods of risk analysis, to solve this problem, expert judgment systems play an essential role in the rating models. These systems allow to include in a rating grade, not only economic and financial variables, but also the analyst's expertise, when the assessment enters a subjective field, for example, when evaluating the capacity of the management team leading a company. The use of these systems, is a regular practice in financial intuitions that assign rating grades.

In the new model's development, we had to elaborate a suitable human judgment system, that when combined with the algorithm, already developed, could provide a rigorous and reliable risk assessment. To complete that task, we analysed a data base where it was present information about the companies that integrate the segment in study, after the variables selection the whole rating model was built, subsequently we applied the model to the sample present in the data base, in order to perceive its behaviour.

For confidentiality and bank secrecy issues, data and information that support some of the arguments explored in this report, referred to the BPI's activity will not be exposed, except the public information published by the bank itself.

Keywords: Rating, models, human judgment, bank credit risk, risk analysis.

Índice

Agradecimentos	i
Resumo	ii
Abstract	iii
1. Enquadramento Teórico	1
1.1 Conceitos básicos de Gestão Financeira.....	1
1.2 Introdução ao <i>Rating</i> em Risco de Crédito.....	4
1.3 A Importância dos Sistemas de <i>Rating</i> resultante dos Acordos de Basileia	5
1.4 Julgamento Humano nos Sistemas de Rating	6
2. <i>Rating</i> no Banco BPI.....	7
2.1 Introdução	7
2.2 Modelo Quantitativo.....	8
2.3 <i>Expert System</i> e Análise Subjectiva	13
3. Trabalho Desenvolvido	14
3.1 O Segmento Empresários e Negócios	14
3.2 Desenvolvimento do Novo Modelo	17
3.3 Aplicação Prática do Novo Modelo	20
4. Resultados da Aplicação do Novo Modelo	24
5. Conclusões e Críticas	25
Bibliografia	28
Anexo	30

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Exemplo de um Balanço Contabilístico

Figura 1.2 – Exemplo de uma Demonstração de Resultados

Figura 2.1 – Representação dos tipos de Curtoses

Figura 2.2 – Representação dos tipos de Obliquidade

Figura 2.3 – Exemplo de Curva ROC

Figura 2.4 – Exemplo do impacto do Expert System

Figura 3.1 - Dados sobre Capital Próprio e Resultado Líquido das empresas portuguesas em 2014 e 2015, fonte: INE [4]

Figura 3.2 – Proposta para o Novo Modelo do segmento Empresários e Negócios

Lista de Tabelas

Tabela 3.1 - Proporção de Empresas por segmento em Portugal, fonte: www.pordata.pt [3]

Tabela 3.2 – Dados da primeira empresa fictícia, com valores numéricos em euros

Tabela 3.3 – Dados da segunda empresa fictícia, com valores numéricos em euros

Tabela 3.4 – Dados da terceira empresa fictícia, com valores numéricos em euros

Tabela 4.1 - Matriz de transição entre o rating em vigor e o rating do novo modelo, percentagem do número de empresas para uma porção da amostra trabalhada

Lista de Abreviaturas

BIS – Bank for International Settlements. Em português: Banco de Pagamentos Internacionais.

BPI – Banco Português de Investimento.

DACR – Direcção de Análise e Controlo de Riscos.

DR – Demonstração de Resultados.

EBA – European Banking Agency. Em português: Autoridade Bancária Europeia.

EBE – Empréstimo Bancários e Equiparados.

EBITDA – Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization. Em português: Resultados antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização.

MLO – Meios Libertos Operacionais

PME – Pequenas e Médias Empresas.

VN – Volume de Negócios.

1. Enquadramento Teórico

1.1 Conceitos básicos de Gestão Financeira

Neste relatório é exposta a temática do *rating*, como técnica utilizada na gestão de risco, nomeadamente risco de crédito. Esta gestão é feita pelos credores, quem concede crédito, com base na avaliação das entidades às quais é concedido crédito, os devedores. Para avaliar o risco de uma empresa, é necessário saber analisar aspectos fundamentais da mesma. Assim, neste capítulo são introduzidos alguns conceitos económico-financeiros, de entre os quais alguns são utilizados ao longo do relatório devido à sua importância nos temas abordados.

O Balanço é um documento contabilístico importante pois nele está representada a situação patrimonial da empresa num determinado ponto no tempo, e as suas rubricas principais são o Activo, o Capital Próprio e o Passivo. O esquema geral do Balanço pode ser observado na Figura 1.1. O Activo engloba tudo o que a empresa possui (Bens e Direitos), desde dinheiro em caixa, depósitos bancários, *stocks* de mercadoria, crédito sobre clientes, equipamentos, instalações, entre outros. O Activo é financiado por capital próprio e capital alheio, e daí resulta o princípio básico da contabilidade, nomeadamente, que o Activo é igual à soma do Capital Próprio com o Passivo. No Capital Próprio está incorporado o Capital Social, disponibilizado pelos sócios, e as Reservas, que representam o valor dos resultados retidos de períodos passados. O Passivo diz respeito às responsabilidades que a empresa tem com terceiros, que pode englobar instituições bancárias, fornecedores, estado e outros entes públicos e outros credores. Podemos retirar alguma informação sobre a actividade da empresa a partir do Balanço, analisando as dívidas a fornecedores e o crédito sobre os clientes, o que permite antecipar dificuldades de tesouraria. Podemos também observar relações entre os sócios e a empresa examinando os Empréstimos de/a Sócios. Através do Balanço, é possível calcular a Autonomia Financeira, que representa a proporção do Activo que é financiada com Capitais Próprios, este rácio é de extrema importância numa análise económico-financeira.

A Demonstração de Resultados (DR) de uma empresa, é o relatório que nos mostra os detalhes dos rendimentos e dos gastos durante um determinado período de tempo, normalmente um ano. Na Figura 1.2 está representado um exemplo para a estrutura de uma DR. Nela consta o Volume de Negócios (VN), que são os valores das vendas, no caso de produtos tangíveis ou intangíveis, ou dos serviços prestados, deduzidos do IVA ou outros impostos indiretos sobre o consumo. Na DR consta uma das rubricas contabilísticas de maior relevância, o EBITDA (Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization), que representa os Resultados antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos, ou seja, simplesmente os rendimentos recorrentes subtraídos dos gastos recorrentes da actividade. Na esfera do crédito, é também essencial observar na DR os valores dos Encargos Financeiros (ou Custos Financeiros) e dos Ganhos Financeiros, que representam os montantes suportados ou obtidos, respectivamente, de juros ou similares. O Resultado Líquido é o que resta da receita, depois de considerar todos os custos, que incluem custos da actividade, custos financeiros e impostos.

O rácio de maior importância na análise de risco de crédito, é o Empréstimo Bancários e Equiparados (EBE) / EBITDA, que nos dá uma noção da dimensão da dívida bancária na actividade da empresa. Do ponto de vista do credor, é importante também avaliar a capacidade de uma empresa de gerar dinheiro capaz de suportar o serviço da dívida, isto é, o reembolso do capital mutuado adicionado dos encargos financeiros. A partir da DR é possível aferir os Meios Libertos Líquidos (MLL), uma das formas que permitem fazer esta avaliação, uma vez que os

MLL são calculados somando ao Resultado Líquido as Amortizações e as Provisões, em valor absoluto, estas duas últimas representando gastos para empresa que não se traduzem numa saída de dinheiro. Uma outra medida da capacidade da empresa de gerar dinheiro, decorrente da sua actividade, são os Meios Libertos Operacionais (MLO), estes podem ser calculados através da expressão 1.1, onde NFM representa as Necessidades de Fundo de Maneio.

$$MLO_{ano\ N} = EBITDA - \Delta NFM \quad 1.1$$

onde,

$$\Delta NFM = NFM_{ano\ N} - NFM_{ano\ N-1} \quad 1.2$$

$$NFM = Clientes + Stocks - Fornecedores - Estado \quad 1.3$$

Na avaliação feita por parte dos credores, o conceito de Dívida Líquida merece consideração especial, pois a Dívida Líquida é calculada subtraindo ao EBE o valor das disponibilidades em caixa e depósitos bancários de elevada liquidez, ou seja, que podem ser facilmente convertidos em dinheiro para a empresa. A Solvabilidade de uma empresa é também um aspecto a ter em conta, e pode ser calculada dividindo o Capital Próprio pelo Passivo, sendo que quanto maior for o seu valor, menor é o risco de crédito associado.

Todos os conceitos referidos são alvos de análise numa operação de crédito e, ao analisar uma empresa, o analista deve ter sempre em atenção estes aspectos, pois são eles que permitem avaliar a situação de uma empresa e tentar antever um acontecimento de *default*, ou seja, se a empresa entrará em incumprimento com as suas obrigações perante os credores.

Balanço			
Activo		Capital Próprio	
Inventários	€ 3 500	Capital Social	€ 7 000
Clientes	€ 2 300	Reservas	€ 1 500
Caixa e Depósitos Bancários	€ 750	TOTAL	€ 8 500
Imóveis	€ 10 000	Passivo	
Viaturas	€ 5 500		
Máquinas	€ 2 300		
TOTAL	€ 24 350		
		Fornecedores	€ 3 000
		Empréstimos Obtidos	€ 11 100
		Estado e Outros Entes Públicos	€ 1 750
		TOTAL	€ 15 850
		TOTAL Capital Próprio+Passivo	€ 24 350

Figura 1.1 – Exemplo de um Balanço Contabilístico

Demonstração de Resultados	
Vendas e Serviços Prestados	€ 100 000
Subsídios à Exploração	€ 3 500
Ganhos/perdas imputados de subsidiárias, associadas a empreendimentos conjuntos	€ 5 000
Variação nos inventários da produção	€ 300
Trabalhos para a própria entidade	€ -
Custo das mercadorias vendidas e das matérias consumidas	€ 35 000
Fornecimentos e serviços externos	€ 7 500
Gastos com o pessoal	€ 10 000
Imparidade de dívidas a receber	€ 3 000
Provisões	€ 2 500
Outros rendimentos e ganhos	€ 6 500
Outros gastos e perdas	€ 7 000
Resultado antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos (EBITDA)	€ 50 300
Amortizações	€ 5 000
Resultado Operacional	€ 45 300
Juros e rendimentos similares obtidos	€ 1 200
Juros e rendimentos similares suportados	€ 3 500
Resultado antes de impostos	€ 43 000
Imposto sobre o rendimento do período	€ 9 030
Resultado Líquido do Período	€ 33 970

Figura 1.2 – Exemplo de uma Demonstração de Resultados

1.2 Introdução ao *Rating* em Risco de Crédito

De uma forma simplista, um sistema de *rating* de crédito permite avaliar a capacidade que um devedor tem em cumprir os compromissos assumidos com os credores, pretendendo deste modo, fornecer uma medida de risco de incumprimento.

Uma notação de *rating* pode ser atribuída a empresas, organizações, países ou indivíduos. Um *rating* alto indica uma forte possibilidade de pagamento dos empréstimos sem incidentes, enquanto que uma notação mais baixa indica que o devedor poderá apresentar dificuldades no cumprimento das suas obrigações. [1]

No início do século XX as agências de *rating* começaram a ganhar importância na avaliação de risco de crédito, como é o caso da Fitch, Moody's e da Standard and Poor's. Estas agências são pagas pelas empresas que pretendem obter uma medida de risco da sua dívida, de modo a apresentar aos credores uma avaliação independente. Esta medida, tipicamente, tem a forma de uma notação dada segundo uma escala, que no caso da Standard and Poor's por exemplo, inicia-se na notação AAA (risco mínimo) até D (*default*), sendo que as notações abaixo de BBB- são consideradas altamente especulativas ou lixo.

Neste relatório o foco será dado ao *rating* de crédito bancário, pois foi neste tema que desenvolvi o meu trabalho durante o tempo de estágio no Banco BPI. Nos próximos parágrafos será possível entender a importância do *rating* na actividade bancária.

Do ponto de vista tradicional da gestão de crédito bancário, as operações de crédito são tratadas de forma mais personalizada, sendo analisados os fatores originários de risco bem como todas as características da operação caso a caso.

Já do ponto de vista moderno, a gestão de risco de crédito é feita considerando o portfólio completo de operações. Sendo assim, a existência de um sistema de *rating* interno é crucial, pois desta forma a alocação de capital pode ser monitorizada do ponto de vista global consoante a política de risco de cada banco. Ou seja, atribuindo uma notação de *rating* a cada operação de crédito ou empresa, é possível quantificar a alocação de capital por classes de risco e assim fazer uma avaliação do risco global da carteira de crédito.

Os sistemas de *rating* são também necessários para enquadramento regulamentar da actividade bancária actual, e um importante exemplo disso são os acordos de Basileia (Basileia I, Basileia II e Basileia III), que definem requisitos de capital mínimo, consoante o risco da carteira de crédito dos bancos. Uma vez que esta regulamentação permite aos bancos utilizar o seu sistema de *rating* interno, o desenvolvimento e boa utilização deste sistema são prioridades no âmbito da gestão do risco de crédito. Este tema é desenvolvido na secção 1.3.

A utilidade de um sistema de *rating*, passa também pelo aumento da competitividade comercial do banco e na rapidez de processamento dos pedidos de crédito, já que o *rating* é uma ferramenta que permite uniformizar processos, aumentando a eficiência operacional. Esta uniformidade é relevante também para o *pricing*, visto que as operações são analisadas segundo os mesmos critérios, tornando possível estabelecer contrapartidas a exigir ao cliente consoante o nível de risco das operações, de uma forma justa e competitiva.

No panorama económico actual, a diversidade e complexidade dos factores originários de risco é imensa, de modo que a estatística e a modelação dão um contributo muito significativo à forma como é medido e quantificado o risco de crédito. Actualmente, os bancos utilizam dados históricos sobre as empresas para construir modelos matemáticos, que permitem calcular uma Probabilidade de *Default* (PD). Contudo, um sistema de *rating* não se pode resumir exclusivamente a um modelo matemático, pois existem factores de risco subjectivos que são difíceis de quantificar, problema que é contornado incorporando julgamento humano na decisão de *rating*.

O modo como é feita esta junção, entre a análise quantitativa e o julgamento humano, é o tema principal do trabalho por mim desenvolvido, e que será apresentado ao longo deste relatório. Assim sendo, não será realizada uma explicação aprofundada sobre a arquitetura e teste de um sistema de *rating*, sendo que alguns conteúdos sobre estes temas serão abordados quando oportuno.

1.3 A Importância dos Sistemas de *Rating* resultante dos Acordos de Basileia

Em 1974, o Comité de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS) foi criado como resposta à liquidação do banco alemão Herstatt que, devido às suas ligações com vários bancos fora da Alemanha, provocou perdas de elevada dimensão a nível internacional. Este incidente levou a que os governadores dos bancos centrais do G-10, formassem o BCBS sob a direcção do Banco de Pagamentos Internacionais (BIS), localizado na cidade suíça de Basileia.

Em 1988, o BCBS publicou um conjunto de requisitos mínimos de capital conhecidos como o Acordo de Basileia de 1988, hoje mais comumente denominado como Basileia I. Este acordo classificava as exposições das instituições em cinco categorias diferentes, de acordo com o risco da carteira, sendo assim exigido um capital mínimo em função do risco.

Em 2006, o BCBS publicou um novo conjunto de regras, o Basileia II. O objectivo de Basileia II, era assegurar que a alocação de capital possuísse uma maior sensibilidade ao risco, separar o risco operacional e o risco de mercado do risco de crédito, e nivelar a regulamentação bancária a nível internacional. O acordo Basileia II pretende que a gestão do risco assente em três pilares: o primeiro é referente ao cálculo dos requisitos mínimos de capital, em função do risco dos activos da carteira de crédito; o segundo aborda a questão da supervisão dos requisitos de capital, relacionados com o perfil de risco e estratégia do banco; por fim, o terceiro pilar alude à transparência que as instituições devem demonstrar a nível contabilístico. Uma diferença importante entre Basileia I e Basileia II, encontra-se na avaliação do risco de crédito da carteira, pois no Basileia II é incorporada a abordagem dos *ratings* internos, na avaliação do risco dos activos.

Em Junho de 2011, como consequência da crise financeira iniciada em 2007-2008, foi lançado um novo conjunto de regras pelo BCBS, Basileia III. Tem como base os acordos passados, de Basileia I e Basileia II, e como objectivo, melhorar a forma como sistema bancário lida com situações de *stress* financeiro. Estas melhorias são alcançadas, se as instituições bancárias

possuírem mais e melhor capital, de acordo com este novo acordo. As regras são aplicadas de um modo mais individual, de acordo com as características de cada banco em particular, pretende-se, deste modo, melhorar a resiliência a nível individual, de modo a reduzir o risco sistémico global. Sendo assim, em Basileia III os requisitos de capital são agora mais exigentes, quando comparados com os anteriores acordos. Novas medidas contra cíclicas exigem reserva de capital na expansão de crédito, e requisitos de capital menos exigentes em períodos de contracção. São exigidas também medidas de alavancagem e liquidez para salvaguardar crédito excessivo.

Na implementação destes requisitos de capital, definidos desde Basileia II, é permitido aos bancos uma abordagem Internal Ratings-Based (IRB), onde utilizando um sistema de *rating* interno, é calculada uma probabilidade de *default* da carteira e dos activos, como medida de risco de crédito. Em alternativa a esta opção existe a abordagem *standard*, baseada no *rating* fornecido por agências de *rating*.

A abordagem IRB é mais exigente do ponto de vista da gestão de risco, mas para incentivar as instituições bancárias a adoptar esta metodologia, os requisitos de capital exigidos são mais baixos desde que estas instituições demonstrem que o risco concreto é menor que o indicado pela abordagem *standard*. Com esta regulamentação, existe um incentivo para os bancos utilizarem sistemas de *rating* internos, podendo deste modo libertar capital para a sua actividade, que deixa de estar alocado aos requisitos mínimos de capital, promovendo assim melhores práticas na gestão de risco dentro do sistema bancário.

Para um banco poder utilizar a abordagem IRB, o seu sistema de *rating* necessita de cumprir um conjunto exigente de requisitos: ele deverá ser capaz de separar os activos por classes de risco, de modo a associar uma PD (probabilidade de *default*) correspondente; todo o sistema de *rating* terá de ser lógico e bem documentado, incluindo informação do credor e da operação de crédito em causa, distinguir com rigor os acontecimentos de *default*; deverá incorporar técnicas estatísticas combinadas com julgamento humano; deverá ser revisto anualmente, obter um bom desempenho em *stress-test* e cumprir requisitos de *disclosure*; tem de ser monitorizado por unidades independentes ao seu desenvolvimento, e por fim, deverá ser utilizado na actividade bancária, e não só para propósitos de cálculo de requisitos de capital.

Os sistemas de *rating*, que são ferramentas de extrema utilidade na aprovação de crédito, no *pricing*, na gestão de carteiras, na monitorização de desempenho e na recuperação de crédito, são à luz dos acordos de Basileia, igualmente essenciais na gestão de solvência e requisitos de capital. É deste modo evidente, que o desenvolvimento de sistemas de *rating* rigorosos, é uma temática imperativa na actividade das instituições bancárias actualmente.

1.4 Julgamento Humano nos Sistemas de Rating

Como referido na secção 1.2, os sistemas de *rating* devem assentar principalmente num modelo quantitativo, baseado em dados históricos e aplicando técnicas estatísticas, de modo a prever os acontecimentos de *default*. Contudo, estes métodos quantitativos só por si não conseguem avaliar da forma mais correcta o risco de crédito de uma contraparte, porque existem sempre

factores originários de risco que necessitam duma análise de natureza subjectiva. Como exemplo destes factores de risco, podemos nomear aqueles que provêm da qualidade da gestão de uma empresa. Com efeito, analisar a competência de um gestor na óptica de um método quantitativo pode ser um exercício infrutífero, já que apenas o julgamento humano consegue fazer este tipo de avaliação, assim como avaliar a credibilidade de uma empresa, detectar alguns padrões de risco no histórico contabilístico, equacionar indícios de fraude ou más práticas contabilísticas, ou até dissecar as relações existentes num grupo de empresas.

De modo a usufruir das qualidades dos modelos quantitativos e do julgamento humano, os modelos de *rating* actuais incorporam ambas as abordagens, sendo os denominados *Expert Systems* utilizados de forma generalizada.

A Autoridade Bancária Europeia (EBA) publicou um documento [18], onde se encontram os requisitos técnicos que devem possuir os sistemas de *rating internos*, para que os bancos possam praticar a abordagem IRB, e nesse documento é referenciada a utilização do julgamento humano. Segundo a EBA, o julgamento humano, quando aplicado de forma sensata, pode aumentar a qualidade do modelo e a precisão das previsões de *default*. Devendo ser utilizado para incluir no modelo informação não presentes nos dados disponíveis, o julgamento humano pode também ser aplicado depois da implementação do modelo de *rating*, sobrepondo-se aos resultados do modelo. Porém, a quantidade de vezes que esta prática sucede deve ser controlada pela instituição e devem, posteriormente, serem identificadas possíveis falhas no modelo. A EBA, define também com clareza algumas práticas a seguir, na utilização destes *Expert Systems*. Se o julgamento humano alterar as estimativas de uma maneira subjectiva, esta alteração deve ser controlada e justificada. Deve igualmente estar documentado onde existe julgamento humano, em todo o processo de atribuição de notação de *rating*.

O BIS defende também, que os sistemas de julgamento humano devem desempenhar um papel de maior importância em casos de *stress* financeiro, onde os dados utilizados nos modelos quantitativos se encontram influenciados pela situação adversa [20].

2. Rating no Banco BPI

2.1 Introdução

No Banco BPI é a Direcção de Análise e Controlo de Riscos (DACR) que, tal como o nome sugere, possui a missão de gestão e controlo dos riscos inerentes à actividade do banco.

Nesta direcção está inserida a Área de *Rating*, na qual desenvolvi o meu trabalho. Esta área pretende fazer uma análise de risco independente da decisão de crédito, contribuindo assim para inexistência de conflito de interesses e, por consequência, uma melhor avaliação do risco.

Na DACR são também desenvolvidos os algoritmos e modelos matemáticos, que são posteriormente utilizados pela Área de *Rating* nas suas tarefas.

A atribuição de *rating* é feita a novos clientes e, posteriormente, esta notação é revista periodicamente ou quando existem razões relevantes para uma revisão de *rating*, como, por exemplo, quando as empresas são integradas num grupo de empresas, sofrem alterações na estrutura societária, ou surgem novos elementos contabilísticos, entre outras.

Para os segmentos das Médias Empresas e Grandes Empresas, a escala de *rating* está dividida em dez classes regulares, em que a de menor risco é a E1, de seguida a E2 até à E10, a classe

de maior risco. Existem adicionalmente três classes de *default*, para empresas que apresentam algum tipo de incumprimento, são elas a ED1, ED2 e ED3. As classes de incumprimento diferem na gravidade do tipo de incumprimento e no tempo que as empresas permanecem em incumprimento, sendo a ED3 a classe que representa o mais alto nível de incumprimento [19].

No segmento das Médias Empresas, com o qual eu tive um maior contacto durante o meu estágio, a notação de *rating* é calculada através de um modelo que combina um algoritmo quantitativo com um sistema de julgamento humano, denominado *Expert System*. Se na perspetiva do analista o *rating* resultante deste processo não reflectir o real risco da empresa, este pode atribuir uma notação diferente, sendo que esta opção constitui uma derrogação ao modelo. As componentes deste processo serão explicadas mais detalhadamente nas secções seguintes.

2.2 Modelo Quantitativo

A construção dos modelos quantitativos segue práticas generalizadas no sector bancário, à semelhança dos modelos elaborados noutras indústrias, algumas das quais são apresentadas em seguida, de uma forma resumida.

O modelo quantitativo pretende avaliar o risco de crédito de uma determinada contraparte, isto é, a probabilidade de uma empresa incumprir no pagamento das suas responsabilidades para com o Banco. Como resultado, o modelo permite classificar e ordenar os clientes em função do seu risco de crédito.

A base do algoritmo são os dados históricos das empresas. Na sua construção são utilizadas ferramentas de software, normalmente SQL e SAS, que permitem trabalhar a base de dados.

As variáveis explicativas utilizadas, essencialmente rácios económico-financeiros, são escolhidas de modo a abranger diversos aspectos da realidade das empresas, tais como:

- Actividade;
- Endividamento;
- Estrutura Societária;
- Liquidez;
- Rendibilidade;
- Incidentes com credores.

Primeiramente, é realizada uma análise univariada, que consiste num estudo descritivo de cada variável na base de dados, onde são obtidos alguns indicadores como: mínimo, máximo, média, mediana, *kurtosis* e *skewness*. Esta análise permite verificar se as variáveis são suficientemente dispersas e razoavelmente simétricas de modo a garantir um bom ajustamento dos modelos que estimam a probabilidade de default a partir das mesmas.

A *kurtosis* (curtose ou achatamento em português) é uma medida de dispersão que caracteriza o achatamento da curva da função de densidade de probabilidade e que, quando a curva é unimodal, permite verificar a semelhança com a distribuição normal. O seu cálculo é feito como indica a expressão 2.1, onde $m_4(\mu)$ representa o quarto momento central e σ o desvio-padrão.

$$\frac{m_4(\mu)}{\sigma^4} - 3 \quad 2.1$$

Se o valor da kurtosis for igual a zero, significa que o achatamento é igual ao da distribuição normal, e diz-se que a função é mesocúrtica. Quando o seu valor é positivo estamos perante uma função leptocúrtica, onde a curva é mais afunilada que a normal, tendo assim uma cauda menos pesada, ou seja, está mais concentrada em torno da média. No caso em que o valor é negativo, as curvas descritas são mais achatadas e com caudas mais pesadas e estamos perante curvas platicúrticas.

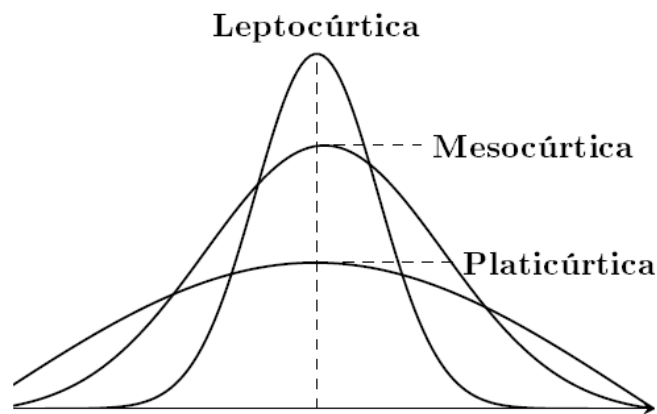


Figura 2.1 – Representação dos tipos de Curtoses

A *skewness* (obliquidade ou assimetria em português) mede a assimetria das caudas da distribuição, permite verificar assimetrias à esquerda ou à direita na distribuição de probabilidade ou, por outro lado, verificar se uma distribuição é simétrica. O seu cálculo é feito como indica a expressão 2.2, onde $m_3(\mu)$ representa o terceiro Momento Central e σ o desvio-padrão.

$$\frac{m_3(\mu)}{\sigma^3} \quad 2.2$$

Quando este valor é positivo, a distribuição possui uma cauda mais pesada à direita. No caso em que é negativo, a cauda esquerda é a mais pesada, sendo que quando o valor é nulo a distribuição é simétrica.

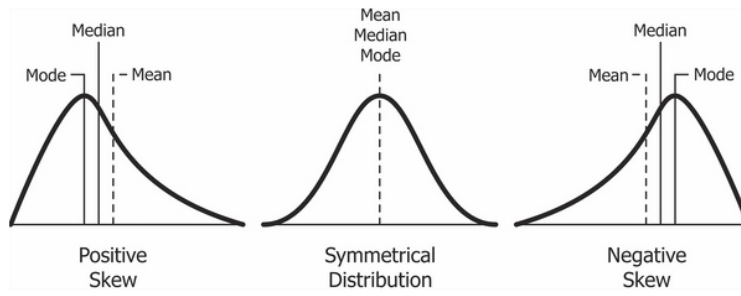


Figura 2.2 – Representação dos tipos de Obliquidade

As variáveis podem sofrer algumas transformações, como por exemplo logarítmicas, de modo a que seja mais fácil espelhar uma relação com o *default*.

Uma vez analisadas as potenciais variáveis que podem ter influência no incumprimento da empresa, procura-se um modelo estatístico que possa exprimir a influência destas variáveis na probabilidade de *default*. Neste tipo de modelos escreve-se esta probabilidade como uma função das diferentes variáveis, ditas variáveis independentes, que caracterizam aspectos da empresa ou do cliente considerados passíveis de fazer variar a probabilidade de incumprimento.

Nesta metodologia, denominada de regressão binária, a variável resposta ou variável dependente só pode assumir um de dois valores, zero ou um, conforme corresponda a uma observação regular ou de *default*, respectivamente. Na regressão logística, certamente um dos modelos mais utilizados nestas situações, a curva de probabilidade é, como o nome indica, a curva logística. Assim, se y_i for a variável binária, e \mathbf{x}_i o vector constituído pelos valores das k variáveis explicativas para a empresa i , a probabilidade condicional de que a empresa i entre em *default* é dada pela expressão 2.3.

$$P(y_i = 1|\mathbf{x}_i) = \pi(\mathbf{x}_i) \quad 2.3$$

onde,

$$\pi(\mathbf{x}_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 \cdot x_i^1 + \dots + \beta_k \cdot x_i^k)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 \cdot x_i^1 + \dots + \beta_k \cdot x_i^k)} \quad 2.4$$

em que β_j representa o valor do coeficiente associado à j -ésima variável. Os valores destes coeficientes são obtidos pelo método da máxima verosimilhança, isto é, pela maximização da verosimilhança ou função massa de probabilidade conjunta das observações (y_1, y_2, \dots, y_n). A função de verosimilhança assume, no caso da regressão logística, a forma

$$L(y_1, y_2, \dots, y_n; \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k) = \prod_{i=1}^n \pi(\mathbf{x}_i)^{y_i} \cdot (1 - \pi(\mathbf{x}_i))^{1-y_i} \quad 2.5$$

O máximo desta expressão como função dos coeficientes, é obtido através da solução das equações que resultam de igualar a zero as derivadas parciais do logaritmo da verosimilhança,

em ordem a cada um dos coeficientes, $\beta_j, j=1, \dots, k$. Estas equações, também denominadas de equações normais tomam, no caso da regressão logística, o aspecto

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \cdot (1 - \pi(\mathbf{x}_i)) = 0 \quad 2.6$$

para todo o $j=1, \dots, k$.

Estas equações, sendo não lineares, são resolvidas por métodos iterativos, em geral, pelo método de Newton-Raphson [22].

É possível demonstrar que, em condições bastante gerais, os estimadores obtidos por este método $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_n)$ têm distribuição de probabilidade que é assintoticamente normal multivariada e são, também, assintoticamente centrados e com matriz de covariâncias igual à inversa da matriz de informação de Fisher.

Simbolicamente,

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \cap N(\boldsymbol{\beta}, (X'VX)^{-1}) \quad 2.7$$

em que X é a matriz de planeamento constituída pelas variáveis explicativas e V uma matriz diagonal, cuja diagonal principal tem elementos da forma $\pi(\mathbf{x}_i) \cdot (1 - \pi(\mathbf{x}_i)), i = 1, \dots, n$.

Este resultado permite construir testes de hipóteses nos parâmetros, em particular, testar a sua nulidade, o que corresponde a verificar se a correspondente variável independente se justifica que seja incluída no modelo. Assim, para testar a hipótese

$$H_0: \beta_j = 0 \text{ vs } H_1: \beta_j \neq 0$$

pode-se utilizar a região de rejeição

$$\frac{|\hat{\beta}_j|}{\hat{\sigma}(\hat{\beta}_j)} > q_{1-\alpha/2} \quad 2.8$$

em que $q_{1-\alpha/2}$ é o quantil de ordem $1 - \alpha/2$ da distribuição normal.

Uma vez encontrados os valores dos coeficientes, é possível estimar a probabilidade de *default* para cada empresa ou cliente, a partir dos valores correspondentes das variáveis dependentes. No entanto, como se trata de um modelo não linear não é fácil compreender a influência de cada variável no cálculo da probabilidade final. Nesse sentido, é usual calcular o “*odds-ratio*” que compara a probabilidade de *default* com a probabilidade de cumprimento, e que é dado segundo expressão 2.9.

$$\frac{\pi(x_i)}{1+\pi(x_i)} = \exp (\beta_0 + \beta_1 \cdot x_i^1 + \cdots + \beta_k \cdot x_i^k) \quad 2.9$$

A partir deste quociente, a função exponencial no lado direito da igualdade permite avaliar a contribuição multiplicativa provocada pela variação de cada uma das variáveis independentes.

As diferentes metodologias de seleção de variáveis, permitem encontrar modelos que incluem distintos subconjuntos de variáveis independentes. As mais utilizadas são as *backwards*, *forward* e *stepwise*. Na metodologia *backwards*, começamos com o conjunto total das variáveis, selecionando em cada passo a variável a retirar, de modo a que a sua exclusão resulte num melhor ajustamento estatístico do modelo, segundo critérios pré-definidos, parando quando a exclusão de alguma das variáveis ainda presentes no modelo, não resulte numa melhoria do ajustamento. A lógica inversa é aplicada na metodologia *forward*, no ponto inicial não existem variáveis selecionadas, e a cada passo incluímos no modelo a variável que resulte num melhor ajustamento estatístico do modelo, parando quando a inclusão de alguma das variáveis ainda não incluídas no modelo, não resulte numa melhoria do ajustamento. Já a metodologia *stepwise*, é um misto das últimas duas, adicionando ou eliminando variáveis em casa passo.

Para encontrar o modelo mais apropriado, é usual dividir a amostra em duas, por exemplo, na proporção de 80%-20%, uma utilizada para construir o modelo e outra que será a amostra de teste.

É selecionado o modelo com maior área da curva ROC, no conjunto de teste. A curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) é uma representação gráfica, que reflecte a relação entre a percentagem de *defaults*, devidamente antecipados (representada no eixo das ordenadas), e a percentagem de previsões erradas, do total da população de regulares (representada no eixo das abcissas), para os diferentes pontos de corte definidos em função da pontuação do modelo.

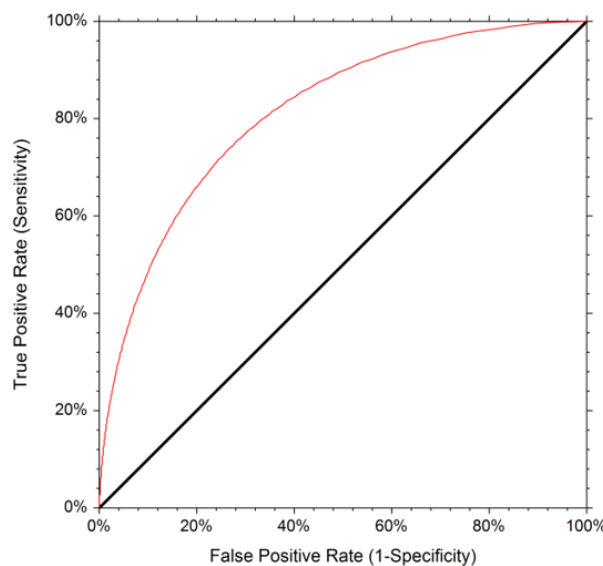


Figura 2.3 – Exemplo de Curva ROC

Para constituir as classes de rating quantitativo é utilizada a metodologia *k-means* [23], para determinar os pontos de corte para cada classe em função do resultado do modelo (entre 0 e 1). A metodologia *k-means* é frequentemente utilizada em problemas de *Clustering* de dados, o seu objectivo é agrupar n observações em k conjuntos, minimizando a soma dos quadrados (*i.e.* a variância) dentro dos conjuntos. Neste caso, os conjuntos são as classes de *rating*. Para cada empresa na base de dados é originado, segundo o modelo, um valor entre 0 e 1, o algoritmo *k-means* faz o agrupamento destes resultados do modelo, resultando nas classes de *rating* pretendidas, no final, teremos o intervalo de 0 a 1 dividido em tantos sub-intervalos quanto classes de *rating*. Posteriormente, o resultado do modelo para uma nova empresa, novamente um valor entre 0 e 1, em função do intervalo a que pertence associa a empresa a uma classe de *rating*.

Por fim procede-se a uma calibração, onde é associada uma probabilidade de *default* a cada classe de rating.

2.3 Expert System e Análise Subjectiva

O *Expert System*, elaborado pela Área de *Rating*, tem como objectivo incluir na notação de *rating* todos os elementos originários de risco de análise subjectiva, que não são abrangidos pelo algoritmo quantitativo, como é o caso da qualidade de gestão, risco de crédito dos clientes da empresa ou a qualidade da informação contabilística, entre outros.

Os sistemas de julgamento humano, tendem a adoptar uma de duas formas, na primeira existe um sistema aditivo, que impacta uma notação base resultante do modelo quantitativo, na segunda, existe uma ponderação entre uma notação do modelo quantitativo e outra que deriva do sistema de julgamento humano, que resultam numa notação final.

Para as Médias Empresas, o *Expert System*, que é do primeiro tipo apresentado no parágrafo anterior, é composto por um conjunto de n factores (y_i) que são classificados numa escala discreta, e cada factor tem um peso associado (w_i). Sendo assim o resultado do *Expert System* é dado conforme a expressão 2.10.

$$\text{Expert System} = \sum_{i=1}^n y_i \cdot w_i \quad 2.10$$

Quanto menor o valor do resultado do *Expert System*, menor é o risco associado à empresa. Consoante o resultado do *Expert System*, o *rating* originário do algoritmo pode sofrer um *upgrade*, um *downgrade*, ou permanecer igual. Um exemplo deste modelo de atribuição de *rating* está concretizado na Figura 2.4, onde a letra Q, na notação EQX indica um rating resultante do algoritmo.

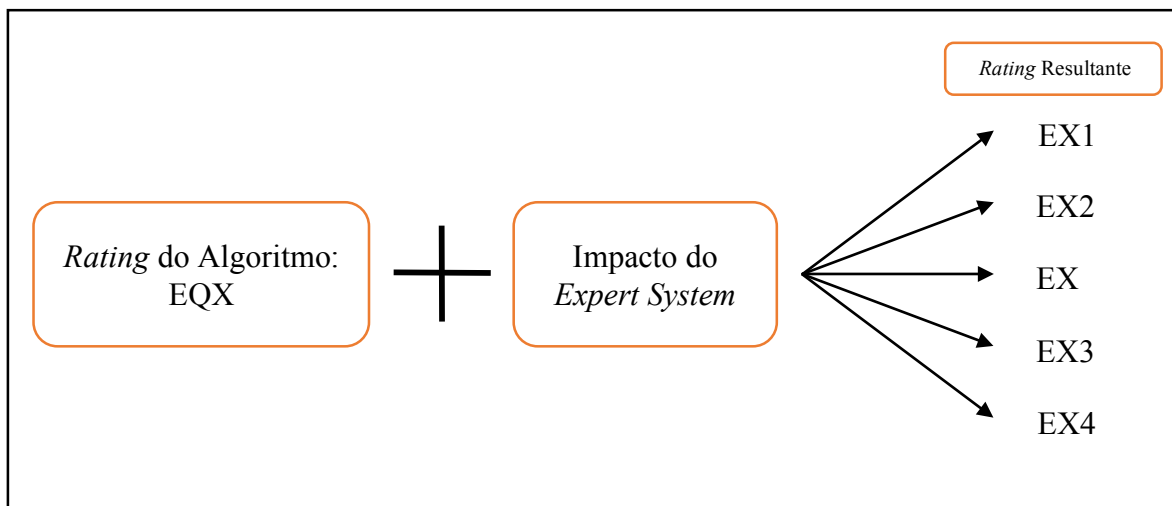


Figura 2.4 – Exemplo do impacto do *Expert System*

Existem ainda alguns eventos, associados a rúbricas contabilísticas da empresa, que são de tal forma indicadores de risco elevado de incumprimento de crédito que, quando se verificam accionam regras no modelo de rating, denominadas *red flags*, que impõem uma notação de alto risco à contraparte, independentemente do resultado originado pelo modelo. Estas *red flags*, que são prática comum na arquitectura de modelos de rating, estão incorporadas nos mecanismos informáticos, sendo aplicadas de forma automática no modelo de rating.

3. Trabalho Desenvolvido

3.1 O Segmento Empresários e Negócios

No Banco BPI, o segmento de empresas de menor dimensão das PME é denominado Empresários e Negócios. A atribuição de *rating* a este segmento, não é actualmente responsabilidade da Área de *Rating*, não existindo uma correcta separação entre a decisão de *rating* e a decisão de crédito. Este procedimento será alterado pois, no futuro, a Área de *Rating* estará a cargo da atribuição de *rating* ao segmento Empresários e Negócios, cumprindo assim as recomendações da EBA [18], que indica a independência das funções de avaliação de risco e de atribuição de crédito, de modo a não existir uma tendência para subestimar riscos.

Com o meu trabalho no Banco BPI, colaborei para a construção de um possível modelo para os Empresários e Negócios que, à semelhança do segmento das Médias Empresas, pretende fazer uma combinação entre a análise quantitativa com o julgamento humano.

Como já referido, o segmento Empresários e Negócios é constituído por empresas de menor dimensão. Este conjunto de empresas assume um papel relevante no mercado Europeu, como o atestam os seguintes factos, retirados de alguns estudos sobre a matéria [2]:

- Mais de 90% das empresas são microempresas, empregando menos de 10 pessoas, sendo a importância relativa das PME superior nos Estados do Sul da Europa;
- 52% dos empréstimos concedidos situa-se abaixo dos 100 mil euros;
- Aproximadamente entre 70 a 80% do financiamento às PME é feito por Bancos.

Pela Tabela 3.1, é possível constatar igualmente a importância deste segmento em Portugal, onde em 2015, 96,2% das empresas eram microempresas, ou seja, empresas com menos de 10 trabalhadores e um VN inferior a 2 milhões de euros, ou seja, empresas com uma dimensão semelhante às que constituem o segmento Empresários e Negócios no BPI.

Tabela 3.1 - Proporção de Empresas por segmento em Portugal, fonte: www.pordata.pt [3]

Anos	PME			
	Total	Micros	Pequenas	Médias
2004	99,9	95,4	3,9	0,6
2005	99,9	95,5	3,8	0,6
2006	99,9	95,5	3,9	0,6
2007	99,9	95,6	3,8	0,5
2008	99,9	95,7	3,7	0,5
2009	99,9	95,8	3,6	0,5
2010	99,9	95,7	3,7	0,5
2011	99,9	95,8	3,6	0,5
2012	99,9	96	3,4	0,5
2013	99,9	96,2	3,2	0,5
2014	99,9	96,3	3,1	0,5
2015	99,9	96,2	3,2	0,5

A nível interno do Banco BPI, o segmento Empresários e Negócios representava, no final de 2016, 8% da exposição de crédito na actividade doméstica, totalizando 1.916 milhões de euros. Tendo em conta estes números, podemos deduzir que do ponto de vista da gestão do risco de crédito, este segmento deve ser tratado com semelhante consideração e importância dos restantes segmentos.

Na Figura 3.1, podemos observar que o segmento das microempresas, é aquele que apresenta uma maior proporção de sociedades com Capital Próprio negativo (30,0% em 2015) e Resultado Líquido negativo (45,9% em 2015). Este facto, implica uma abordagem para a avaliação de *rating* bastante cautelosa, visto que o Capital Próprio e Resultado Líquido negativos, são sinais de elevado risco de crédito. Tendo isto em conta, estar-se-ia a fazer uma avaliação negativa do panorama global do segmento, o que poderá não ser o mais correcto.

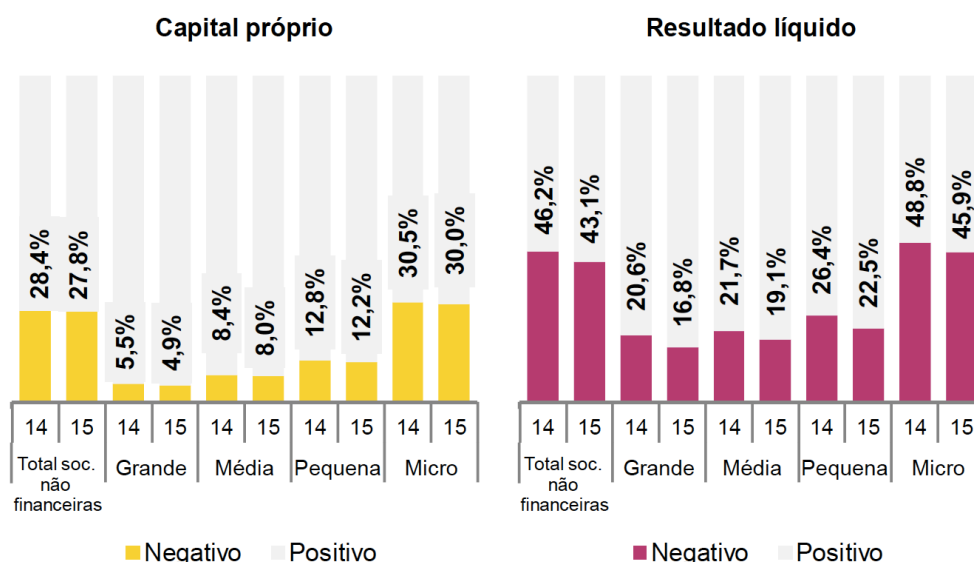


Figura 3.1 - Dados sobre Capital Próprio e Resultado Líquido das empresas portuguesas em 2014 e 2015, fonte: INE [4]

Pela experiência que obtive durante o período em que colaborei no Banco BPI, e pela documentação que consultei, consigo identificar algumas particularidades deste segmento, em que parte delas podem ajudar a explicar os dados da Figura 3.1, nomeadamente o baixo nível de Capitais Próprios, que resultam igualmente em baixos níveis de solvabilidade. Estas empresas de menor dimensão, são muitas vezes compostas por estruturas familiares, o que acarreta as suas vantagens e desvantagens. Existe também um défice generalizado de conhecimentos de gestão, em particular, financeira, por parte da gerência destes pequenos negócios, por vezes, acompanhada de uma orientação contabilística para “lucro mínimo”, justificada pelo menor pagamento de impostos. A empresa “confunde-se” muitas vezes com os sócios, e a continuidade da mesma, juntamente com a gestão, estão muito dependentes de uma única pessoa. É notória também uma falta de ambição e inovação, numa proporção considerável das empresas deste segmento. Devido ao fraco poder de negociação, face a empresas de maior dimensão, estas sociedades sofrem grande parte das vezes de dificuldades de tesouraria, fruto de Prazos Médios de Recebimentos dilatados, por parte dos clientes. Todos estes aspectos, fazem com que estas empresas sejam mais vulneráveis a acontecimentos incertos, e condições adversas.

Um estudo realizado por investigadores italianos em 2009 [5], permite concluir que a previsão de *default* com base em dados financeiros é mais acertada para empresas de maior dimensão. Este facto advém da maior opacidade, resultante do menor rigor contabilístico exigido para as empresas mais pequenas.

Todos estes problemas são causadores de risco, e estão quase sempre relacionados com a reduzida dimensão das empresas, o que ajuda a explicar que a maior rejeição enfrentada pelas microempresas nos pedidos de crédito bancário (17,9% de rejeição para microempresas vs. 5,7% e 3,4% para médias e grandes, respectivamente) [2].

Os problemas principais deste segmento, apontados pelos próprios empresários, podem ser consultados num estudo feito às PME em Portugal [6]:

- 1º- Encargos sociais e fiscais;
- 2º- Baixa de lucro;
- 3º- Baixa no volume de vendas;
- 4º- Variações fortes nos preços das matérias-primas;
- 5º- Falta de pagamento dos clientes;
- 6º- Rigidez da legislação laboral;
- 7º- Insuficiência permanente de tesouraria;
- 8º- Encargos com o pessoal;
- 9º- Perda ou ausência de grandes clientes;
- 10º- Burocracia.

Podemos verificar os pontos em comum com os problemas identificados anteriormente, quando é mencionada a falta de pagamento dos clientes e a insuficiência de tesouraria, e também é possível associar as variações no preço das matérias-primas à vulnerabilidade a acontecimentos incertos. Porém, as empresas não identificam dificuldades do foro interno, como o baixo nível de Capitais Próprios ou deficiências na estrutura societária. Adicionalmente, são também mencionados problemas relacionados com burocracia e legislação.

3.2 Desenvolvimento do Novo Modelo

Actualmente no BPI, a atribuição de *rating* a empresas do segmento Empresários e Negócios não está a cargo da Área de *Rating*, mas sim da Direcção de Riscos de Crédito (DRC) [19]. Porém, num futuro próximo, esta actividade será responsabilidade da área de *Rating*, esta mudança representará uma melhoria significativa neste processo sob diversos aspectos. Esta alteração levará a que a decisão de crédito esteja separada da avaliação de risco, o que contribui para a eliminação de conflito de interesses. Pretende-se também elaborar um processo objectivo, auditável e replicável, aspectos que são referidos pela EBA no seu documento, onde são definidas as características a adoptar pelos modelos de *rating* internos [18]. Este novo modelo será semelhante ao usado nas Médias Empresas, na medida em que combina um algoritmo estatístico com uma componente de julgamento humano.

Refira-se que a proposta de Modelo constante deste trabalho, e que de seguida detalho, não vincula o Banco BPI. Trata-se de um trabalho académico que me foi possível desenvolver, usando a base de dados do Banco, e estando sujeito ao regime do sigilo bancário. A eventual adopção por parte do Banco BPI deste Modelo, decorrerá de testes aprofundados à sua boa capacidade de discriminação de eventos de *default*, sendo de equacionar possíveis alterações.

Para dar início à construção do novo modelo, começou-se por analisar uma base de dados, onde constava uma amostra significativa de empresas do segmento Empresários e Negócios, com exposição no BPI, em Junho de 2016.

Como já foi referido na secção anterior, os principais factores originários de risco das empresas deste segmento, estão ligados quase sempre à reduzida dimensão das mesmas. Ao analisar a base de dados, observou-se que está presente na carteira de crédito um elevado número de empresas com dimensão muito reduzida. É um facto a ter em conta, devido aos problemas associados às empresas de pequena dimensão já mencionados, mas o mais relevante é a fraca qualidade da informação contabilística.

Esta informação é a base do algoritmo que já existe para este segmento, construído pela DACR, à semelhança do algoritmo das Médias Empresas, apresentado anteriormente.

O novo modelo terá de incorporar o algoritmo já existente, não obstante, terá de fornecer uma avaliação de risco fidedigna, tendo em conta os problemas já mencionados. Para realizar esse objectivo foi projectado um modelo que incluisse o algoritmo, um sistema de julgamento humano (denominado *Expert Judgment* para este modelo), uma limitação da notação de *rating* em função do VN e ainda *red flags*. A Figura 3.2 apresenta resumidamente o novo modelo para o segmento Empresários e Negócios, onde R NQ representa o *rating* do algoritmo, R EJ o *rating* do *Expert Judgment* e RF o *rating* final.

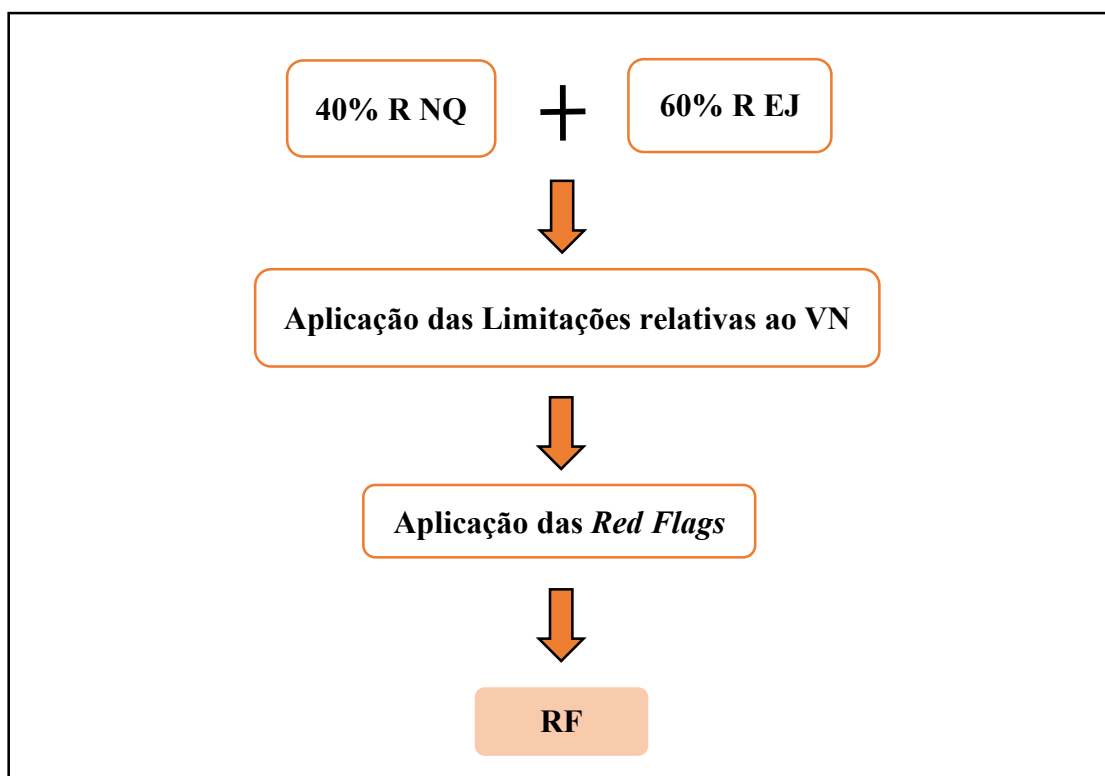


Figura 3.2 – Proposta para o Novo Modelo do segmento Empresários e Negócios

Na concepção do *Expert Judgment* para este modelo, foi necessário primeiramente escolher as variáveis a incluir. O racional para esta escolha assenta nos seguintes aspectos:

- Apreciação das particularidades do segmento, já referidas anteriormente;
- Utilização de informação sobre Sócios/Accionistas;

- Incorporação de factores que contemplam a evolução da actividade e dos resultados;
- Inclusão de variáveis qualitativas que são inputs da rede comercial, que tem um relacionamento mais próximo com o cliente;
- Considerar aspectos não cobertos pelo algoritmo.

Tendo em conta estes pontos, foi feita uma análise da informação presente na base de dados, de modo a assegurar a qualidade da informação disponível e a sua relação com o risco de *default* das empresas. Feita esta análise, e com a minha experiência na Área de *Rating*, selecionei as seguintes variáveis para incorporar o *Expert Judgment*, sendo que a primeira não está explícita por razões de confidencialidade:

- 1- Rácio X_1 / X_2 .
- 2- Perfil de Negócio, que inclui informação nomeadamente sobre a Qualidade de Gestão: esta informação é *input* da rede comercial, que possui uma relação mais próxima com o cliente, o que é crucial para avaliar estes aspectos de elevada importância na actividade de uma empresa.
- 3- Crescimento do VN no triénio: com esta variável pretende-se avaliar a evolução da empresa no tempo.
- 4- Número de anos com Resultado Líquido Positivo no triénio: objectivo semelhante à variável anterior, sendo que aqui é avaliada também a capacidade da gestão de gerar lucro.
- 5- Rácio Empréstimos Bancários e Equiparados / Meios Libertos Operacionais: este rácio explicita a capacidade da empresa de reembolsar o crédito, e o seu endividamento.
- 6- Rácio Clientes / Capital Próprio: um dos principais problemas das empresas do segmento são os elevados Prazos Médios de Recebimento por parte dos seus clientes, que levam muitas vezes a estruturas financeiras débeis; este rácio permite fazer essa avaliação.

Cada variável é classificada com um *score* que pode ir de 1 a 10, e o *rating* do *Expert Judgment* resulta numa média ponderada destes *scores*, onde todas variáveis têm o mesmo peso à excepção da primeira que tem o dobro das restantes, estes pesos foram calibrados por forma a reflectir melhor o risco da carteira de Clientes, quando aplicados ao modelo.

A maneira como é atribuído o *score* foi estudada utilizando a base de dados, de modo a discriminar o risco. Para as variáveis de tipo contínuo foi feita uma decomposição da amostra em decis e, de seguida, ajustámos de acordo com o resultado e da relação com o risco. Os *buckets* de classificação para cada variável encontram-se detalhados no Anexo.

O peso do algoritmo e do *Expert Judgment* neste novo modelo, são aqueles que entendi que combinados, resultariam numa melhor avaliação do real risco de incumprimento das empresas. Sendo a qualidade da informação contabilística um problema presente nestas empresas, o modelo atribui maior peso ao julgamento humano, em detrimento dos resultados do algoritmo.

Depois do cálculo de um *rating* intermédio, que resulta de uma ponderação do *rating* do algoritmo e do *rating* do Expert Judgment, são aplicadas limitações a esta notação consoante o VN da empresa. Com esta medida pretende-se mitigar o risco já retratado que advém da menor dimensão das empresas. Uma proposta para estas limitações apresenta-se de seguida:

- Se o VN for menor que 40.000 euros, a notação não pode ser melhor que N6;
- Se o VN for maior que 40.000 euros e menor que 200.000 euros, a notação não pode ser melhor que N5;
- Se o VN for maior que 200.000 euros e menor que 400.000 euros, a notação não pode ser melhor que N4;
- Se o VN for maior que 400.000 euros, não existe limitação quanto à notação de *rating*.

Concretizando através de um exemplo: uma empresa com um VN de 70.000 euros e com uma ponderação R NQ e R EJ de N3 terá, depois deste passo, um *rating* N5.

Por fim, à semelhança do modelo para as Médias Empresas, há acontecimentos denominados *red flags*, que são de tal forma relevantes no risco de incumprimento da empresa, que impõem uma notação de alto risco à contraparte, independentemente do resultado originado pelo modelo.

Depois de concluídos estes passos é obtido um *rating* final, de acordo com o novo modelo proposto, para o segmento Empresário e Negócios.

3.3 Aplicação Prática do Novo Modelo

De modo a tornar concreto o funcionamento do novo modelo, segue a sua aplicação a três empresas fictícias, simulando casos reais.

Primeiro exemplo:

A Tabela 3.2 apresenta informação sobre a primeira empresa, considerando o ano N como o presente.

Tabela 3.2 – Dados da primeira empresa fictícia, com valores numéricos em euros

X ₁	11.500
X ₂	20.000
VN em N	130.000
VN em N-1	70.000
VN em N-2	53.000
Resultado Líquido em N	10.000
Resultado Líquido em N-1	-3.300
Resultado Líquido em N-2	2.500
Empréstimos Bancários e Equiparados	22.000
Meios Libertos Operacionais	30.000
Clientes	1.250
Capital Próprio	10.000
Perfil de Negócio	-1

Começando por calcular o *rating* resultante do *Expert Judgment*:

- O rácio X_1 / X_2 é igual 0,575, consultando o Anexo observamos nos *buckets* para esta variável que o *score* correspondente é 4.
- O valor da variável Perfil de Negócio, que são *inputs* da rede comercial, é -1 pelo que o *score* correspondente é 7.
- Na Tabela 3.2 observa-se que o VN da empresa cresceu nos últimos dois anos, logo o *score* correspondente para a variável Crescimento do VN no triénio é 1.
- No último triénio a empresa apresenta Resultado Líquido positivo em dois anos, daí conclui-se que o *score* da variável Número de anos com Resultado Líquido Positivo no triénio é 6.
- O rácio Empréstimo Bancários e Equiparados / Meios Libertos Operacionais é igual a 0,73, o que corresponde a um *score* de 3 para esta variável.
- O rácio Clientes / Capital Próprio é igual a 0,125, o que resulta num *score* de 3 para esta variável.

Calculando a média ponderada dos *scores*, onde a primeira variável tem o dobro do peso das restantes, chegamos a um *rating* do *Expert Judgment* igual a N4.

Considerando que o *rating* resultante do algoritmo para esta empresa é NQ1, é calculada a ponderação entre estas duas últimas notações, onde o *Expert Judgment* tem um peso de 60% e o algoritmo 40%. A ponderação resulta na classificação em N3.

Analisando as limitações de *rating* quanto ao VN, notamos que esta empresa com um VN de 130.000 euros, não poderá ter uma notação de *rating* melhor que N5.

Considerando que a empresa não activa nenhuma das *red flags*, a sua notação de *rating* definitiva será N5.

Neste caso, observamos um exemplo em que o *rating* resultante do algoritmo e do *Expert Judgment* é indicador de bom risco, uma notação N3. Contudo, devido à dimensão da empresa, o *rating* é limitado para um N5.

Segundo exemplo:

A Tabela 3.3 apresenta informação sobre a segunda empresa, considerando o ano N como o presente.

Tabela 3.3 – Dados da segunda empresa fictícia, com valores numéricos em euros

X_1	200
X_2	10.000
VN em N	35.000
VN em N-1	30.000
VN em N-2	31.000
Resultado Líquido em N	-2.500
Resultado Líquido em N-1	-3.000
Resultado Líquido em N-2	-1.150
Empréstimos Bancários e Equiparados	1.200
Meios Libertos Operacionais	1.300
Clientes	3.500
Capital Próprio	22.000
Perfil de Negócio	1

Começando por calcular o *rating* resultante do *Expert Judgment*:

- O rácio X_1 / X_2 é igual 0,02, consultando o Anexo observamos nos *buckets* para esta variável que o *score* correspondente é 9.
- O valor da variável Perfil de Negócio, que são *inputs* da rede comercial, é 1 pelo que o *score* correspondente é 5.
- Na Tabela 3.2 observa-se que o VN da empresa cresceu uma vez nos últimos dois anos, logo o *score* correspondente para a variável Crescimento do VN no triénio é 6.
- No último triénio a empresa não apresenta Resultado Líquido positivo em nenhum dos anos, daí conclui-se que o *score* da variável Número de anos com Resultado Líquido Positivo no triénio é 10.
- O rácio Empréstimo Bancários e Equiparados / Meios Libertos Operacionais é igual a 0,92, o que corresponde a um *score* de 3 para esta variável.
- O rácio Clientes / Capital Próprio é igual a 0,16, o que resulta num *score* de 5 para esta variável.

Calculando a média ponderada dos *scores*, onde a primeira variável tem o dobro do peso das restantes, chegamos a um *rating* do *Expert Judgment* igual a N7.

Considerando que o *rating* resultante do algoritmo para esta empresa é NQ6, é calculada a ponderação entre estas duas últimas notações, onde o *Expert Judgment* tem um peso de 60% e o algoritmo 40%. A ponderação resulta na classificação em N7.

Analisando as limitações de *rating* quanto ao VN, notamos que esta empresa com um VN de 35.000 euros, não poderá ter uma notação de *rating* melhor que N6, tendo em conta que o resultado da ponderação é N7, esta limitação não afecta o *rating*.

Considerando que a empresa não activa nenhuma das *red flags*, a sua notação de *rating* definitiva será N7.

Neste caso, o *rating* das duas componentes é semelhante, resultando numa ponderação com a notação N7. Como a limitação de *rating* aplicada, de acordo com o VN, impõe uma notação não melhor que N6, *rating* final corresponde à ponderação do algoritmo quantitativo com o *Expert Judgment*, ou seja, N7.

Terceiro exemplo:

A Tabela 3.4 apresenta informação sobre a terceira empresa, considerando o ano N como o presente.

Tabela 3.4 – Dados da terceira empresa fictícia, com valores numéricos em euros

X_1	500
X_2	11.500
VN em N	730.000
VN em N-1	750.000
VN em N-2	715.000
Resultado Líquido em N	20.500
Resultado Líquido em N-1	35.000
Resultado Líquido em N-2	-3.050
Empréstimos Bancários e Equiparados	150.000
Meios Libertos Operacionais	30.000
Clientes	30.000
Capital Próprio	100.000
Perfil de Negócio	-3

Começando por calcular o *rating* resultante do *Expert Judgment*:

- O rácio X_1 / X_2 é igual 0,043, consultando o Anexo observamos nos *buckets* para esta variável que o *score* correspondente é 8.
- O valor da variável Perfil de Negócio, que são *inputs* da rede comercial, é -3 pelo que o *score* correspondente é 9.
- Na Tabela 3.2 observa-se que o VN da empresa cresceu uma vez nos últimos dois anos, logo o *score* correspondente para a variável Crescimento do VN no triénio é 6.
- No último triénio a empresa apresenta Resultado Líquido positivo em dois anos, daí conclui-se que o *score* da variável Número de anos com Resultado Líquido Positivo no triénio é 6.
- O rácio Empréstimo Bancários e Equiparados / Meios Libertos Operacionais é igual a 5, o que corresponde a um *score* de 7 para esta variável.
- O rácio Clientes / Capital Próprio é igual a 0,3, o que resulta num *score* de 5 para esta variável.

Calculando a média ponderada dos *scores*, onde a primeira variável tem o dobro do peso das restantes, chegamos a um *rating* do *Expert Judgment* igual a N7.

Considerando que o *rating* resultante do algoritmo para esta empresa é NQ2, é calculada a ponderação entre estas duas últimas notações, onde o *Expert Judgment* tem um peso de 60% e o algoritmo 40%. A ponderação resulta na classificação em N5.

Analisando as limitações de *rating* quanto ao VN, notamos que esta empresa com um VN de 730.000 euros, não possui nenhuma limitação de *rating*.

Considerando que a empresa não activa nenhuma das *red flags*, a sua notação de *rating* definitiva será N7.

Nesta última empresa, temos um *rating* do algoritmo quantitativo indicador de bom risco, um NQ2, porém a notação resultante do *Expert Judgment* não é concordante na avaliação do risco, indicando uma notação N7. Sendo assim o *rating* resultante é um N5, tendo em conta que nenhuma limitação é aplicada, dada a dimensão da empresa. Este pode ser um exemplo ilustrativo, dos casos em que o julgamento humano é significativo no *rating* final, dando uma percepção diferente do algoritmo quantitativo.

4. Resultados da Aplicação do Novo Modelo

Por motivos de sigilo bancário, não é possível fazer uma avaliação da evolução da carteira de crédito do Banco BPI, por classes de risco, observando a distribuição antes e depois da aplicação do novo modelo proposto.

Depois da construção do modelo, seria necessário proceder à sua calibração, associando a cada classe uma probabilidade de *default*, etapa que não se concretizou neste trabalho.

Ao analisar o comportamento de um novo modelo, antes de o testar, poderão ser identificadas algumas falhas no mesmo. Ao analisar a distribuição por classes de risco, quer seja de montantes de crédito ou número de empresas, podemos detectar uma acumulação numa ou mais classes de risco. O que poderá indicar que o modelo não estará a fazer uma correcta distinção do risco, o mesmo se pode concluir, no caso em que existem classes de risco com um número muito reduzido de observações. Observando a distribuição por classes de risco obtida com o novo modelo, podemos igualmente verificar, se este faz uma avaliação do risco com tendência para os extremos. Uma distribuição assimétrica com mais observações nas classes de melhor ou pior risco, pode muitas vezes não ser o espelho da realidade.

O passo seguinte é verificar a qualidade do modelo, aplicando-o a uma amostra de teste, com a informação correspondente a acontecimentos de *default* nessas empresas. Deste modo podemos avaliar a sensibilidade do modelo, isto é, a sua capacidade de distinguir as empresas que entram em incumprimento de entre as regulares, de acordo com a PD de cada classe.

Caso se verifique que o modelo não possui o poder discriminante que se pretende, será necessário reformular o mesmo, procurando eventuais fontes de erro, testando uma nova combinação de variáveis, alterando o peso das componentes envolvidas, simplificando o modelo ou acrescentando etapas e variáveis ao processo. Se, por outro lado, o modelo é capaz de antecipar os casos de *default*, de acordo com a exatidão pretendida, poderá começar a ser utilizado na atribuição de notações de *rating*.

A Tabela 4.1 apresenta uma matriz de transição, com as percentagens do número de empresas, calculadas a partir de uma subamostra da que foi recolhida na base de dados, que transitaram de cada classe de *rating* para outra, eventualmente, mantendo-se na mesma classe. Esta análise

permite avaliar performance do modelo, não comprometendo os dados internos do Banco BPI. As classes N7 e N10 são aquelas onde se regista uma maior saída de empresas, com apenas 4% mantendo-se na mesma classe. Por outro lado, metade das empresas permanecem na classe N2 com o novo modelo.

Num panorama geral, verifica-se um elevado número de mudanças de *rating*, maioritariamente *upgrades*. No entanto, não se observam muitas alterações absurdas entre extremos da escala, o que pode ser um bom indicador de que o novo modelo não comete erros grosseiros. O novo modelo apresenta uma distribuição razoável por classes de *rating*, à excepção das classes N1 e N10, que possuem um menor número de empresas. Contudo, considerando que está apenas representado o número de empresas, não os montantes de crédito em cada classe, e como se trata de uma pequena amostra, não podemos concluir que o modelo possa estar a fazer uma distinção incorrecta do nível de risco.

Tabela 4.1 - Matriz de transição entre o *rating* em vigor e o *rating* do novo modelo, percentagem do número de empresas para uma porção da amostra trabalhada

	Rating do Novo Modelo										Total
	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	
N1	18%	55%	18%		9%						0,2%
N2	25%	50%	17%	8%							0,2%
N3	6%	40%	23%	18%	13%		1%				2%
N4	3%	31%	30%	24%	11%	1%	0,4%				5%
N5	2%	17%	24%	28%	25%	3%	1%	0,2%			10%
N6	0,2%	7%	15%	29%	40%	7%	1%	0,4%			22%
N7	0,1%	3%	7%	25%	48%	13%	4%	1%	0,3%		24%
N8	0,1%	1%	4%	15%	44%	20%	10%	5%	1%		29%
N9			1%	6%	29%	21%	15%	21%	5%	1%	4%
N10		1%	0,4%	8%	21%	13%	12%	21%	18%	4%	4%
Total	1%	7%	10%	22%	38%	12%	5%	3%	1%	0,2%	100%

5. Conclusões e Críticas

Finalizado este período de trabalho no novo modelo do segmento Empresários e Negócios, é possível afirmar que foram atingidas as metas esperadas. Os fundamentos para que o processo de atribuição de *rating* deste segmento seja responsabilidade da Área de *Rating*, em moldes semelhantes ao trabalho já desenvolvido pela equipa nas Médias Empresas, estão cimentados. Com este trabalho, foi feito também um caminho para que a atribuição de *rating* seja um processo com melhores práticas. O método deve ser independente da concessão de crédito, objectivo, auditável e replicável, seguindo as recomendações da EBA e solucionando os problemas identificados pelo BPI neste aspecto.

O trabalho desenvolvido ao longo do estágio permitiu construir o modelo de *rating* apresentado, mas faltam ainda dois passos essenciais, nomeadamente, a sua calibração e teste. Será necessário aplicar o modelo a dados históricos disponíveis, de modo a tirar conclusões quanto à sua capacidade preditiva de *default*, pois só assim é possível avaliar a sua aderência à realidade.

Grande parte do trabalho por mim efectuado incidiu na base de dados, que foi a ferramenta basilar na construção do novo modelo. Tive a oportunidade de desenvolver as minhas capacidades de análise de dados e modelação em *Excel*, já que só deste modo foi possível ultrapassar os problemas que surgiram.

Pude constatar na primeira pessoa a importância da qualidade de uma base de dados. No cruzamento de informações, é necessário que não haja falta de dados, preenchimento com informação incorrecta ou até informações sem sentido lógico ou irrelevantes. Estes aspectos podem reduzir o número de observações a incorporar no desenvolvimento do modelo ou deturpar os resultados, limitando à partida a sua qualidade.

A expressão *GIGO* (*garbage in, garbage out*), utilizada essencialmente no ramo das ciências da computação, deve ser tida em conta igualmente na elaboração de um modelo de *rating*, onde é essencial a qualidade dos dados que alimentam o modelo.

Tendo eu um percurso académico em áreas com uma forte componente matemática e análise quantitativa, sempre fui da opinião que os métodos matemáticos e algoritmos, utilizados com o auxílio da tecnologia, são a melhor forma de encarar um elevado número de problemas, nas diversas áreas do conhecimento. Contudo, depois da minha experiência com a Área de *Rating*, num ambiente diferente da minha área de formação, pude observar que existem limitações a estes métodos quantitativos, situações onde é necessário criatividade, engenho e conhecimento da realidade para lidar com os problemas.

Entendi a importância do julgamento humano no processo de atribuição de *rating*, e o modo como é feito o casamento entre este e a análise quantitativa. Um estudo realizado sobre a avaliação de risco de crédito pelos bancos portugueses [7], permitiu concluir que o uso de informação qualitativa mitiga os problemas de informação na actividade de concessão de crédito, conduzindo a níveis mais baixos de crédito vencido. A importância dos factores qualitativos é independente da dimensão do banco, e uma abordagem multicritério trás mais consistência à análise de risco.

Na elaboração do *Expert Judgment* para o novo modelo, à semelhança de outros sistemas de julgamento humano para os restantes segmentos, existem algumas componentes em que o seu carácter qualitativo e subjectivo é discutível. Algumas variáveis são rácios económico-financeiros “puros”, e é compreensível a necessidade de incluí-los na análise de risco devido à sua importância. Contudo, do meu ponto de vista, é possível forçar essas variáveis, na minha opinião quantitativas e sem subjectividade na sua avaliação, a estarem presentes no algoritmo. Acho que deveria ser feita esta agilização, entre quem desenvolve os modelos e quem tem a experiência prática na sua utilização, de modo a incluir nos algoritmos as variáveis que se entenda possuírem uma elevada importância, e deixar para os sistemas de julgamento humano todas as características de natureza verdadeiramente subjectiva, que já vimos serem cruciais na avaliação de risco de crédito. Deste modo, estaremos a dar a relevância desejada a cada componente na avaliação do risco de crédito, sem confundir as duas.

Ainda na elaboração do *Expert Judgment*, como ponto de partida dos *buckets* para avaliação do score de cada variável, tive em conta a partição da amostra por decis. Penso que este método não será o mais correcto, pois a avaliação do risco deve ser independente da amostra. É fácil demonstrar que, desta forma, uma amostra com um bom risco terá necessariamente observações

classificadas com scores desfavoráveis, e vice-versa para uma amostra com mau risco. Isto pode originar defeitos na avaliação de risco.

Por fim, queria destacar a complexidade dos modelos de *rating*, que tipicamente são constituídos por diversas variáveis, ponderações, passos e regras. Sendo que o objectivo é obter um modelo capaz de discriminar e prever correctamente acontecimentos de *default*, é necessário ter em conta que os modelos devem ser o mais simples possível, acrescentando apenas a complexidade necessária. A complexidade não é condição para que um modelo seja correcto. De facto, é impossível elaborar um modelo que replique a realidade, por mais complexo que seja, já o referia George Box em 1978, quando afirmou que “todos os modelos estão errados, porém alguns são úteis”.

Bibliografia

- [1] <http://www.investopedia.com/terms/c/creditrating.asp>, 22 de Março de 2017
- [2] Centre for Strategy & Evaluation Services, “Evaluation of Market Practices and Policies on SME Rating” e European Commission, “2013 SME’s Access to Finance survey, Analytical Report, European Central Bank and DG Enterprise and Industry”.
- [3]
<http://www.pordata.pt/Portugal/Pequenas+e+médias+empresas+em+percentagem+do+total+d+e+empresas+total+e+por+dimensão-2859>, 28 de Março de 2017
- [4]
https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_publicacoes&PUBLICACOESpub_boui=277092072&PUBLICACOESmodo=2, 28 de Março de 2017
- [5] Ciampi, Francesco - University of Florence, Gordini, Niccolo - Università degli Studi di Milano, Benvenuti, Michele – Banca d’Italia. “Enterprise Default Prediction Modeling: Preliminary Findings of a Statistical Study of Italian Small Firms”- 2009
- [6] Fonseca, Ana Pereira – ISCTE. “As PME em Portugal: Reflexões e Desafios” – 2012
- [7] Soares, João – CEG-IST, Pina, Joaquim – UNL, Lopes, Margarida Catalão - CEG-IST, Ribeiro, Manuel – ISCAL. “Quantitative VS Qualitative Criteria for Credit Risk Assessment” – 2011
- [8] Colquitt, Joetta. “Credit Risk Management”. Mc Graw Hill, 2005
- [9] CASELLA, George, e BERGER, Roger L. “Inferência estatística” - tradução da 2ª edição norte-americana. Centage Learning, 2010
- [10]
https://media.licdn.com/mpr/mpr/shrinknp_800_800/AEEAAQAAAAAAAAAhpAAAAJDk0MGY5Mjc2LWNjZTgtNGRlOC05Y2MyLWE5YTUxYzE4MDY2Mg.png, 30 Abril de 2017
- [12] <https://ncss-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/uploads/2016/06/ROC-Curves-Binormal-20.png>, 1 de Maio de 2017
- [13] <http://www.investopedia.com/terms/b/basell-iii.asp>, 18 de Maio de 2017
- [14] Bank for International Settlements – Basel Committee on Banking Supervision, “The Internal Ratings-Based Approach” - <http://www.bis.org/publ/bcbzca05.pdf>
- [15] Bank for International Settlements – Basel Committee on Banking Supervision, “The IRB Use Test: Background and Implementation” - http://www.bis.org/publ/bcbs_n19.pdf

- [16] Masseback, Simon – Sweden Royal Institute of Technology. “A comparison of the IRB approach and the Standard Approach under CRR for purchased defaulted retail exposures” - <http://www.diva-portal.se/smash/get/diva2:747997/FULLTEXT01.pdf>
- [17] <https://www.portal-gestao.com/artigos/7351-a-demonstração-dos-resultados.html>, 16 de Maio de 2017
- [18] European Banking Authority, “Final Draft Regulatory Technical Standards” - <http://www.eba.europa.eu/documents/10180/1525916/Final+Draft+RTS+on+Assessment+Methodology+for+IRB.pdf/e8373cbc-cc4b-4dd9-83b5-93c9657a39f0>
- [19] Relatório e Contas do Banco BPI para o ano de 2016 - <http://bpi.bancobpi.pt/index.asp?riIdArea=AreaDFinanceiros&riId=DContas>
- [20] Bank for International Settlements - Financial Stability Institute, “Stability of a ‘trough-the-cycle’ rating system during a financial crisis” - <http://www.bis.org/fsi/awp2006.pdf>
- [21] Moura Castro, Paulo. Ordem dos Técnicos Oficiais de Contas – “Métodos e Técnicas de Análise Económica e Financeira (EVE0211)” <http://www.escolacarlosnabais.org/plataforma/courses/LIVROS/document/PRATICA+FINANCEIRA/ANALISEFINANCEIRA.pdf?cidReq=LIVROS>
- [22] <https://www.math.ubc.ca/~ansteemath104/104newtonmethod.pdf>, University of British Columbia, Mathematics Department - 28 de Maio de 2017
- [23] <https://sites.google.com/site/dataclusteringalgorithms/k-means-clustering-algorithm>, 28 de Maio de 2017
- [24] https://en.wikipedia.org/wiki/Stepwise_regression, 28 de Maio de 2017
- [25] Alpuim, Teresa - Sebenta Teórica da Disciplina de Modelos Lineares, FCUL

Anexo

Buckets das variáveis presentes no *Expert Judgment* do novo modelo do segmento Empresários e Negócios:

- X_1 / X_2 :

Score	Valor da Variável (X)
10	$< 0,001$
9	$0,001 \leq X < 0,03$
8	$0,03 \leq X < 0,06$
7	$0,06 \leq X < 0,1$
6	$0,1 \leq X < 0,25$
5	$0,25 \leq X < 0,3$
4	$0,3 \leq X \leq 1$
3	$1 \leq X < 2,5$
2	$2,5 \leq X < 100$
1	≥ 100

- Perfil de Negócio:

Obtida com informação originária da rede comercial, esta variável pode assumir os seguintes valores:

Score	Valor da Variável
10	-4
9	-3
8	-2
7	-1
6	0
5	1
4	2
3	3
2	4
1	5

- Crescimento do VN no triénio:

Score	Número de Anos com Crescimento do VN
9	0
6	1
1	2

- Número de anos com Resultado Líquido Positivo no triénio:

Score	Número de Anos com RL positivo
10	0
8	1
6	2
1	3

- Empréstimo Bancários e Equiparados / Meios Libertos Operacionais (MLO):

Score	Valor da Variável (X)
1	$0 \leq X < 0,5$
3	$0,5 \leq X < 1,5$
5	$1,5 \leq X < 4$
7	$4 \leq X < 6$
9	≥ 6
10	$MLO \leq 0$

- Clientes / Capital Próprio:

Score	Valor da Variável (X)
1	$= 0$
3	$0 < X < 0,15$
5	$0,15 \leq X < 0,35$
7	$0,35 \leq X < 0,55$
9	$0,55 \leq X < 0,75$
10	$CP < 0$ ou $X \geq 0,75$